

基于高斯过程的飞行转弯区一致性监视技术研究

严宏^{1,2}, 杨波², 刘洪^{2*}, 杨红雨²

(1.中国民用航空飞行学院 计算机学院, 四川 广汉 618307; 2.四川大学 国家空管自动化系统技术重点实验室, 四川 成都 610064)

摘要:针对导航误差和监视误差等干扰因素以及飞行转弯固有的不确定性和可变性, 比如转弯开始点和转弯半径的差异, 造成飞行转弯区内难以判定航空器是否与飞行计划或管制指令一致的问题, 提出了一种比较航空器系统状态预期值和实际测量值的一致性监视方法, 该方法基于高斯过程对转弯区的一致性飞行建模, 通过模型求解出预期的状态值范围, 其中引入附加的偏离项使模型有效地描述了飞行转弯区各个时段内系统状态值的合理变化趋势。系统状态预期值的计算通过高斯过程的贝叶斯推理框架完成, 并且使用随机采样的方法解决引入偏离项后的后验概率无法求解的问题。构建的飞行模型使用历史飞行数据进行训练, 避免了直接依据飞行计划或管制指令计算系统状态预期值的方式下容易出现的问题, 主要是无法充分考虑实际情况各种因素对于系统状态值的影响。使用实际飞行场景中的监视系统数据进行测试, 结果表明该方法计算得出的系统状态预期值区间反映了系统状态值的合理变化范围, 能够有效判定一致性飞行。此外, 相比于基于轨迹偏差阈值的判定方法, 该方法能够取得更优的误报率和检测时间, 避免了人为设置阈值不合理造成的影响, 同时体现了该方法易于扩展, 便于利用监视系统中位置信息之外的测量值提高一致性监视的性能。

关键词:飞行轨迹; 高斯分布; 采样; 协方差矩阵

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2096-3246(2018)04-0116-07

Research on Flight Conformance Monitoring During Turns Based on Gaussian Processes

YAN Hong^{1,2}, YANG Bo², LIU Hong^{2*}, YANG Hongyu²

(1.College of Computer Sci., Civil Aviation Flight Univ. of China, Guanghan 618307, China;

2.National Key Lab. of Air Traffic Control Automation System Technol., Sichuan Univ., Chengdu 610064, China)

Abstract: In order to solve the problem of conformance monitoring during turns in which the disturbances, inherent uncertainties and variabilities, such as navigation errors, monitoring system errors, and differences of turning point and turning radius, make it difficult to determine whether an aircraft conforms to the assigned flight plan or the issued command, an approach based on the comparison between the expected state values and the measured state values was proposed. The interval of expected state values was calculated through modeling the conforming flights using Gaussian Processes. The deviation term was introduced to enable the model to describe the reasonable change of state values at different time points during turns. The calculation was completed under the framework of Bayesian inference in Gaussian Processes, and stochastic sampling was used to compute the posterior distribution which is analytically intractable after introducing deviation term. The proposed model for conforming flights was trained by the historical flight data. It can avoid common problems when the expected state values were inferred directly from flight plan or control command, mainly including the failure to account for the influences caused by various factors in practical situations. The experiments using flight data from realistic surveillance system showed that the calculated interval of expected state values in the proposed model reflects the reasonable range of state values and therefore is capable of monitoring conforming flights. Furthermore, compared with the conformance monitoring based on threshold value of trajectory deviation, this proposed approach achieved better false alarm rate and detection time and avoid the performance issues caused by improper settings of threshold value. The results also showed that this proposed approach has extensibility and can improve the performance of conformance monitoring by using more state values in addition to position information.

收稿日期: 2017-07-18

基金项目: 民航安全能力建设资金资助项目(2146903); 中国民用航空飞行学院青年基金资助项目(Q2016-115)

作者简介: 严宏(1984—), 男, 讲师, 博士生。研究方向: 机器学习; 空中交通管制理论。E-mail: yanhonggh@163.com

* 通信联系人 E-mail: liuhong@scu.edu.cn

网络出版时间: 2018-07-10 12:14:00

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1773.TB.20180710.1214.003.html>

<http://jsuese.ijournals.cn>

<http://jsuese.scu.edu.cn>

Key words: trajectories; Gaussian distribution; sampling; covariance matrix

在空中交通管制中,飞行一致性监视的目的在于监视航空器是否按照飞行计划或管制指令飞行^[1]。如果判定为非一致性飞行,就需要立即采取措施进行修正,防止造成飞行安全事故,比如飞行员对管制指令的错误理解,甚至是飞行冲突或相撞坠机。因此,空中交通管制中飞行一致性监视对于提高空域使用效率和保障航空安全具有相当重要的作用。

近年来关于一致性监视取得了不少研究成果,Reynolds等^[2-3]探讨了一致性监视方面的诸多问题,并借鉴故障检测的思路提出了相关解决方案,其中探讨了转弯区需要调整一致性残差阈值的方法,但是受限于一致性飞行模型的保真度并且需要人为调整阈值。同样基于故障检测的思路,Seah等^[4]使用一种随机线性混合模型描述飞行轨迹中的偏离程度,由此得到的残差向量可以用于一致性状态监测,但是基于飞行计划构建模型严重依赖于专业知识和行业经验,并且容易出现拟合导致误报率过高的问题。Zheng等^[5]则借助飞行运动学模型计算非一致性飞行的概率,依赖于飞行运动学模型的准确度并且仅适用于监视航空器位置,无法扩展利用其它监视信息加强一致性监视性能。He^[6]同样基于故障检测提出了一个一致性监视分析框架并介绍了各个组成模块,但并未详细论述一致性飞行行为建模方法和具体算法。其它相关方面的研究成果,比如航空器滑行监视^[7-8]、飞行冲突检测^[9-10]和飞行侧向偏移^[11]方面的文献,都提供了有价值的借鉴,但这些方法中都依赖于飞行运动学模型或飞行计划,不同场景下的应用需要特定处理或细节调整。本文探究使用高斯过程描述飞行过程中系统状态值变化的可行性和有效性,近些年高斯过程在理论研究方面颇有进展,并且广泛应用于诸多领域,比如地理统计学中的克里金插值、大气数据分析和计算机实验的设计和分析^[12-13]。作为一类经典的核机器学习方法,高斯过程和其它著名的模型都有着紧密的联系,比如支持向量机(SVM)和相关向量机(RVM)^[14]。

作者采用高斯过程对一致性飞行活动进行建模,引入附加的偏离项描述飞行过程中的外界干扰和内在可变性,运用高斯过程的贝叶斯推理计算得出一致性飞行状态下航空器状态值的概率分布,进而对比实际测量值进行一致性状态的判定。该方法使用历史飞行数据对一致性飞行模型进行训练,并非基于飞行计划和运动学理论构建模型,消除了对于航空专业知识和行业经验的依赖。历史飞行数据

包含的系统状态值变化信息通过模型训练得以反映在所计算的系统状态值概率分布中,避免了直接基于飞行计划和运动学理论构建模型容易出现的模型拟合度不当导致监视性能下降的问题。所使用的历史飞行数据也不再局限于航空器位置信息,其它与飞行意图相关的监视数据也适用于该方法,而且还可以进一步提高一致性监视性能。

1 系统方案

1.1 问题描述

判断航空器是否与飞行计划或管制指令一致的标准通常由以下两个方面组成:

1) 标称轨迹:表示航空器在完全精准地按照计划或指令飞行时所呈现的轨迹。

2) 包容区域:由于飞行过程中固有的不确定性和干扰因素,比如天气影响、导航误差、飞行技术误差等,航空器不可能完全沿着标称轨迹飞行,不可避免地发生偏离。为了允许一定程度的偏离,需要在标称轨迹周围定义合理的包容区域,其边界表示了允许偏离的阈值。一旦航空器脱离该包容区域,即可判定为非一致性飞行,相关概念及监视原理见图1。

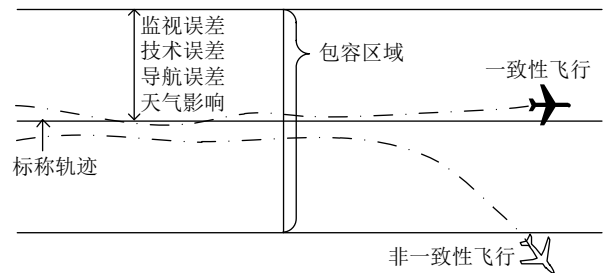


图1 标称轨迹与包容区域

Fig. 1 Nominal trajectory and containment region

实际一致性监视工作具有多种应用场景和需求,比如根据监视系统部署位置分为机载和地面两类,根据监视需求分为侧向、纵向以及垂直方向上的监视。作者主要讨论如何通过计算机系统辅助地面管制人员对飞行转弯区内的航空器进行侧向一致性监视。飞行过程中的转弯通常是作为两段直线飞行的过渡转换阶段,相对于直线飞行,完成转弯具有更多的不确定性和可变参数,比如转弯起始点和转弯半径,因此给一致性监视提出更多的困难和挑战。

1.2 系统框架

如前面所述,航空器一致性状态的判定需要比较由概率模型计算得出的系统状态值范围(以下简称预期值)和监视系统中系统状态的实际测量值

(以下简称为测量值),根据该流程可以将提出的一致性监视系统划分为3个部分:获取测量值,计算预期值和判定一致性,如图2所示。

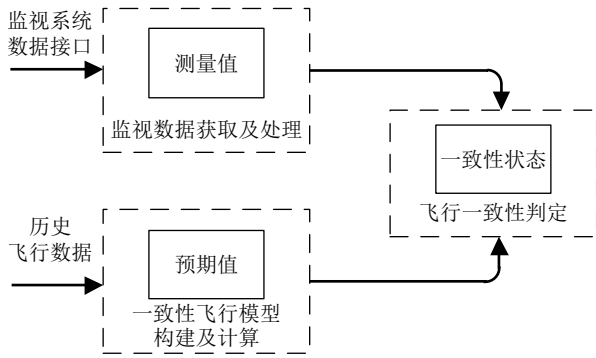


图 2 系统框架

Fig. 2 System framework

1.3 系统状态测量值

由于飞行计划通过一系列的航路点或者固定点定义航空器的飞行路径,因此一致性监视系统将航空器的位置状态值选作必要的测量值。现有的监视系统通常以经纬度的形式提供航空器的位置信息,而且随着监视技术的发展,目前较为先进的监视系统能够提供更多的航空器系统状态值,比如地速、垂直速度、航迹角和航向角等。这些与飞行动力学和飞行意图相关的状态值能够使监视系统更好地掌握航空器的飞行状态,从而有效提高一致性监控的性能^[3]。

本项研究工作采用广播式自动相关监视(auto-matic dependent surveillance-broadcast, ADS-B)系统提供的监视数据。相对于传统的基于雷达的监视系统,ADS-B系统能够提供更加精确的位置信息,数据更新频率也大幅提高,同时还可以通过机载设备提供更多更详细的系统状态值。

1.4 预期值的计算

在大多数场景中,通过飞行计划或飞行程序可以计算出在一致性飞行预期的状态值,但是对于一些特定的场景,或者说是特定的航线段,由于飞行计划或航线结构的相关信息有限,难以计算出特定位置或特定时间点的系统状态预期值。以文献^[3-4]中讨论航路点之间的过渡阶段为例,如果仅仅是以连接2个航路点的直线作为标称轨迹的话,那么对于过渡阶段需要转弯飞行的情况,将导致计算出来的预期值与实际情况不相符合,严重影响一致性监视系统的准确率。另一方面,如果运用飞行运动学知识建立模型计算预期值,虽然模型具有高保真度,但模型复杂度高,计算耗时,并且难以应对实际飞行过程中各种不确定性和干扰因素。

借助于高斯过程的贝叶斯推理框架,对一致性

飞行的建模克服了复杂度过高导致难以实用的缺点,对预期值的计算相对简便高效,能够计算出航空器系统状态值的概率分布,从中选择一个容许区间作为一致性飞行的预期值范围。

1.5 一致性判定

由于已经使用系统状态预期值计算模块得到了一致性飞行情况下应有的状态值区间,可以极大简化了一致性判定模块中的判定机制,一致性飞行的判定就可以简要地描述成如下的分段函数:

$$f(m) = \begin{cases} 1, & m \in [L, P]; \\ 0, & m \notin [L, P] \end{cases} \quad (1)$$

式中,函数值为1表明判定为一致性飞行,函数值为0表明判定为非一致性飞行, m 是从监视系统获取的测量值, P 和 L 分别为通过模型计算所得预期值区间上下界。

2 一致性飞行模型

2.1 高斯过程模型

由于需要在监视系统中对航空器各个状态值数据获取时间点上一致性进行判定,以时间点作为输入,使用符号 t 表示。在相关的文献^[4-6]中,通常的做法是使用飞行运动学方程构建模型计算出在系统状态预期值,但是这类方法需要对动力参数做出详细考虑,否则会使构建的模型欠拟合或者过拟合。作者从历史飞行数据中学习时间点和对应系统状态值之间的关系,其中状态值是指经度、纬度、地速、垂直速度和航迹角等,这里为了描述的通用性,采用符号 s 表示上述状态值中的任何一类,如果给定在时间点集 $\{t_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 上沿标称轨迹进行一致性飞行对应的状态值 $\{s_i | i = 1, 2, \dots, N\}$,那么可以从这些训练数据中构建模型,对于需要检测的时间点 t^* 都可以由构建的模型求解出对应的状态值 s^* 。文中使用向量 $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_N)^T$ 和 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_N)^T$ 分别表示训练数据集中时间点和其对应的状态值,采用高斯过程描述时间点 \mathbf{t} 和 t^* 对应状态值 \mathbf{s} 和 s^* 之间的关系,高斯过程作为一类随机过程,具有变量中任何子集都符合多元高斯分布的特性。由于集合可以趋近于无穷,因此高斯过程也被看作是高斯分布由描述变量分布向描述函数分布上的拓展,因此高斯过程可以由均值函数 $m(t)$ 和协方差函数 $cov(f(t), f(t'))$ 来定义:

$$m(t) = E[f(t)] \quad (2)$$

$$cov(f(t), f(t')) = E[(f(t) - m(t))(f(t') - m(t'))] \quad (3)$$

通常将高斯过程的定义写为如下形式:

$$f(t) \sim GP(m(t), cov(f(t), f(t'))) \quad (4)$$

其中,均值函数需要借助整个随机过程变量分布情况进行定义,但是通常由于缺少这方面的信息,无法预先获知一个合理的均值函数,常见的方法是使用常值函数0作为均值函数,这样整个高斯过程完全由协方差函数确定,该方法同样能够较好地描述整个过程中变量分布的变化情况,并且还降低了计算的复杂度^[12-13]。

采用均值函数为0的高斯过程,由高斯过程的概率分布定义可知, s 和 s^* 满足如下的多元高斯分布:

$$P(s, s^*) \sim N(0, \mathbf{K}_{N+1}) \quad (5)$$

式中, \mathbf{K}_{N+1} 的定义如下:

$$\mathbf{K}_{N+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_N & \mathbf{k}^* \\ (\mathbf{k}^*)^T & k^{**} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, \mathbf{K}_N 为针对训练集 s 中 N 个变量两两配对计算所得的 $N \times N$ 维协方差矩阵; \mathbf{k}^* 为一列向量,含有 N 个元素,分别对应 s 中 N 个变量和 s^* 计算所得的协方差; $(\mathbf{k}^*)^T$ 为其转置; k^{**} 则是针对 s^* 计算的方差。在机器学习领域,通常以核函数的形式定义高斯过程中的协方差函数,以下采用 $k(t, t')$ 表示核函数,关于核函数更多的细节将在下一节讨论。

如前面所述,由于不可避免的干扰因素,航空器不可能在所有时间点上完全沿着标称轨迹飞行,所以从监视系统获取的状态值 m 或多或少地偏离标称轨迹上对应的状态值,为此引入一个附加项 r ,形成如下关系:

$$m_i = s_i + r_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

用于表示偏离的附加项 r 与大多数高斯过程模型中的噪声项类似,这些模型通常假设噪声项满足独立同分布,其概率分布为一个方差恒定的高斯分布。虽然这种假设便于后续的推导,但是飞行转弯区偏离假设是不合实际的,因为在转弯的不同阶段其偏离程度不尽相同。为此假设变化的偏离项 r 满足均值为0的高斯分布,其方差不再恒定,而是通过一个由时间点作为输入参数的函数求取。为了保证方差的非负特性,函数求取的是偏离方差的自然对数,并且使用另外一个高斯过程对这个函数进行描述:

$$P(r_i) \sim N(0, \sigma_r^2(t_i)), i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

$$\ln(\sigma_r^2(t)) \sim GP(\mu_r, k_r(t, t')) \quad (9)$$

式中, $k_r(t, t')$ 为偏离项方差, $\sigma_r^2(t)$ 对应高斯过程定义所使用的核函数,而常值 μ_r 作为其均值函数,用于表示其偏离的平均水平。

从式(7)可知向量 $\mathbf{m} = [m_1, m_2, \dots, m_N]^T$ 和向量 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 之间为线性关系,基于线性高斯模

型的相关理论^[14],训练集中的测量值 m_1, m_2, \dots, m_N 和标称轨迹对应的预期值 s^* 仍然满足多元高斯分布,其协方差矩阵为:

$$\Sigma_{N+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_N + \mathbf{K}_D & \mathbf{k}^* \\ (\mathbf{k}^*)^T & k^{**} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, \mathbf{K}_N 、 \mathbf{k}^* 和 k^{**} 的定义与式(6)相同, \mathbf{K}_D 为一对角矩阵 $\text{diag}(\mathbf{r})$,对角元素 $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_N]^T$ 。利用条件高斯分布的相关理论^[14]即可以推导出 s^* 的概率分布,但是由于采用的系统方案需要比较的是监视系统的测量值,并非求解标称轨迹对应的状态值,因此需要求解的是检测时间点 t^* 对应测量值的后验分布 $P(m^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t})$ 。基于高斯过程的常规推导过程可得 $P(s^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r}, r^*)$,附加上偏离项 r^* 可以得到:

$$P(m^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r}, r^*) \sim N(\mu^*, (\sigma^*)^2) \quad (11)$$

式中

$$\mu^* = (\mathbf{k}^*)^T (\mathbf{K}_N + \mathbf{K}_D) \mathbf{m} \quad (12)$$

$$(\sigma^*)^2 = k^{**} - (\mathbf{k}^*)^T (\mathbf{K}_N + \mathbf{K}_D)^{-1} \mathbf{k}^* + r^* \quad (13)$$

进一步对式(13)中的 \mathbf{r} 和 r^* 积分,便可以得到:

$$P(m^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t}) = \iint P(m^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r}, r^*) P(\mathbf{r}, r^*|t^*, \mathbf{m}, \mathbf{t}) d\mathbf{r} dr^* \quad (14)$$

式(14)中的积分难于求出确切的解析解,采用与文献[15]中类似的方法求解其数值解,其主要思路就是用采样的方法求近似解。首先,针对式(14)中的 \mathbf{r} 进行采样,由于无法对 $P(\mathbf{r}|\mathbf{m}, \mathbf{t})$ 直接进行采样,进而转变为对 $P(\mathbf{s}, \mathbf{r}|\mathbf{m}, \mathbf{t})$ 进行采样,然后取其中的 \mathbf{r} 即可。使用Gibbs采样依次对 $P(\mathbf{r}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{s})$ 和 $P(\mathbf{s}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r})$ 采样,其中对 $P(\mathbf{r}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{s})$ 的采样需要对 \mathbf{r} 中每个元素依次进行采样:

$$P(r_i|r_{-i}, \mathbf{s}, \mathbf{m}, \mathbf{t}) \propto \frac{1}{(2\pi r_i)^{1/2}} \exp\left(-\frac{(m_i - t_i)^2}{2r_i}\right) P(r_i|r_{-i}) \quad (15)$$

式中, $P(r_i|r_{-i})$ 的计算可以参见文献[12]中关于无噪声高斯过程推导部分。对于 $P(\mathbf{s}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r})$ 的采样,其满足如下关系:

$$P(\mathbf{s}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r}) \propto N(\mathbf{s}, \mathbf{K}_N) P(\mathbf{s}) \quad (16)$$

由此可知 $P(\mathbf{s}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r})$ 满足如下的多元高斯分布:

$$P(\mathbf{s}|\mathbf{m}, \mathbf{t}, \mathbf{r}) \sim N\left(\left(\mathbf{K}_N^{-1} + \mathbf{K}_D^{-1}\right)^{-1} \mathbf{K}_D^{-1} \mathbf{m}, \left(\mathbf{K}_N^{-1} + \mathbf{K}_D^{-1}\right)^{-1}\right) \quad (17)$$

实现对 \mathbf{r} 的采样后,就可以再次通过高斯过程计算 $P(r^*|t^*, \mathbf{r}, \mathbf{t})$,由此文中通过蒙特卡洛采样的方法,估算出 r^* :

$$P(r^*|t^*, m, t) = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^C P(r^*|t^*, r_j, t) \quad (18)$$

式中, r_j 为第 j 次采样所得的 r , C 为采样次数。为了计算的高效, 将式(18)计算所得的 r^* 最大期望以及采样所得 r 代入式(12)和(13), 即可计算求出预期值 m^* 的概率分布, 用于后续预期值区间的计算。

2.2 核函数及参数选择

核函数不仅在高斯过程中地位重要, 而且也是核机器学习领域的研究热点。基于应用较为广泛的 squared exponential (SE) 核函数, 也被称为高斯核函数, 加上抖动项构建如下形式的核函数:

$$k(t, t') = v \exp\left(-\frac{(t-t')^2}{2l^2}\right) + w\delta(t, t') \quad (19)$$

式中, $w\delta(t, t')$ 作为抖动项^[16], 超参数 v 、 l 和 w 的取值可以采用 MCMC (markov chain monte carlo) 方法进行选取, 具体步骤请参阅文献^[16]。

2.3 预期值区间定义

如前所述, 基于高斯过程构建的模型假设一致性飞行的状态测量值满足高斯分布, 通过前面的论述可以通过采样近似的方法由式(12)和(13)计算得出分布期望和方差, 但是将整个变量分布区间都作为一致性飞行预期值范围是不合理的, 取 95% 的容许区间 (tolerance interval) 作为预期值区间:

$$[\mu^* - 1.96\sigma^*, \mu^* + 1.96\sigma^*] \quad (20)$$

3 实测结果及分析

3.1 测试场景

采用实际飞行训练的 ADS-B 数据进行测试, 场景选定在飞行程序中的一个转弯区, 图 3 使用灰色线条表示一组航空器飞行轨迹, 这组轨迹被人工标注为一致性飞行, 从图中看出尽管这些轨迹都属于一致性飞行, 但是由于转弯起始点和转弯半径等可变因素, 这些轨迹存在较大差异, 并且中间阶段的差异明显大于起始和末尾阶段。

3.2 一致性检测结果

在这个场景中, 使用一组包含 100 次一致性飞行的 ADS-B 数据进行模型的训练, 选取经度、纬度和航迹角 3 种状态值进行测试, 通过训练将分别得到这 3 个状态值对应的一致性飞行模型。为了验证对一致性飞行的有效判定, 一组包含 10 次一致性飞行的状态值数据用于测试, 其结果如图 4、5 和 6 所示。

由图 3~5 可见阴影区域表示通过模型计算所得的预期值区间, 用线连接的数据点表示 10 次飞行转弯区中经度、纬度和航迹角的测量值, 可以看出测试

数据中所有的经度、纬度和航迹角测量值都位于模型计算得出的预期值区间内, 可以判定为一致性飞行, 这与实际结果一致吻合。此外, 从图中也可看出, 预期值区间在转弯区飞行不同阶段具有不同的宽度, 表明提出的模型能够有效地反映出飞行转弯区各个时段内偏离程度的变化。

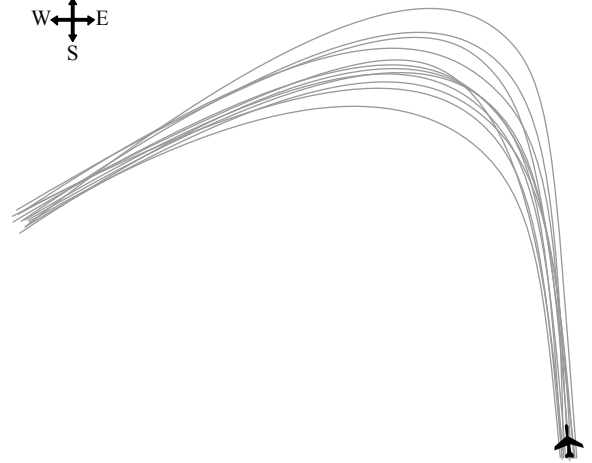


图 3 转弯区飞行轨迹

Fig. 3 Trajectories of conforming aircraft during a turn

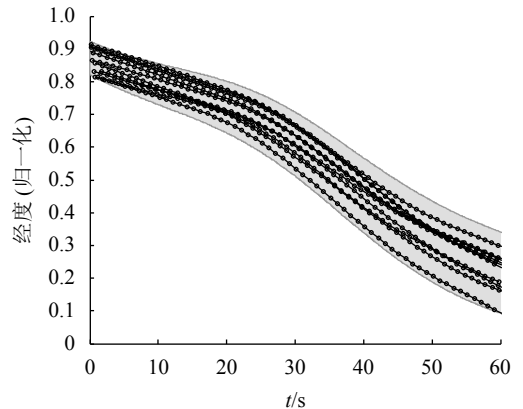


图 4 一致性飞行经度判定结果

Fig. 4 Longitudes of conforming turns

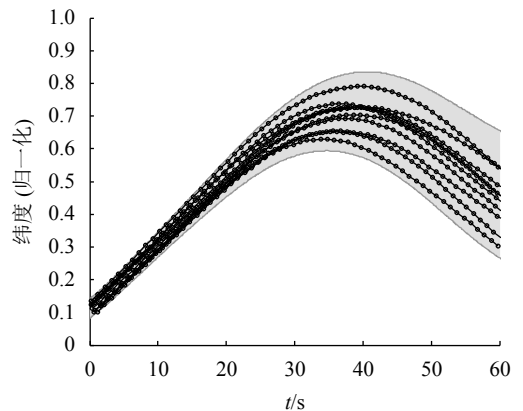


图 5 一致性飞行纬度判定结果

Fig. 5 Latitudes of conforming turns

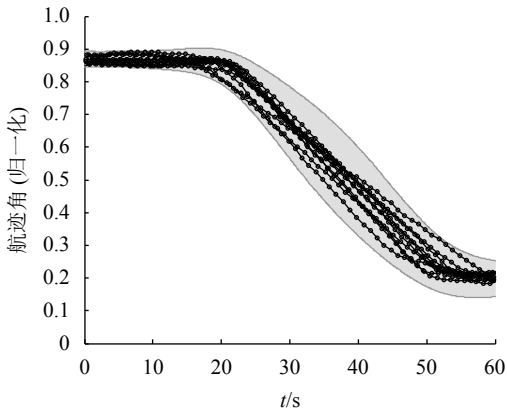


图6 一致性飞行航迹角判定结果

Fig. 6 Tracks of conforming turns

3.3 误报率及检测时间

为了进一步对一致性监视方法的误报率和检测时间进行测试,选取一组包含50次一致性飞行和2次非一致性飞行的数据进行测试,50次一致性飞行特意选取偏离程度和相异程度较大的数据,而2次非一致性飞行中一次为过早进行转弯,另一次则是严重耽误了转弯时间。目前,现有的航空监视系统中通常采用文献[1-3]中使用的一致性监视方法,该类方法从飞行计划或程序中推导标称轨迹,以监视系统中航空器位置偏离标称轨迹的距离作为度量指标,偏离距离超过预先设置的阈值则判定为非一致性飞行。实验中此类方法一共选用0.1、0.2和0.3海里3种阈值进行测试,与本文提出的一致性监视方法进行比较,各种情况下的误报率和检测时间结果如表1所示。

表1 误报率和检测时间

Tab. 1 False alarm rate and detection time

监视方法	误报率/%	非一致性飞行 检测时间/s (过早转弯)	非一致性飞行 检测时间/s (过晚转弯)
偏离标称轨迹0.1海里	37.59	15	28
偏离标称轨迹0.2海里	14.25	39	53
偏离标称轨迹0.3海里	3.84	65	74
本文一致性监视方法	2.15	13	20

理想的一致性监视系统应具有较低的误报率,避免过多的人工复核,同时也应该具有较早的检测时间,这样可以尽快地采取纠正措施。表1的结果表明尽管采用0.1海里阈值的位置偏离监视方法能够具有较早的检测时间,但是其误报率较高。当阈值提高到0.3海里时,大幅降低了误报率,却增加了检测时间。采用0.2海里的阈值时,对这两项指标进行了权衡,但监视方法通过对航迹角状态值的监控取得了更早的检测时间,并且误报率指标也相比更优,这主要归功于作者构建的模型能够在训练过程自动合理

地设置飞行转弯区各个时段内状态值变化程度,包括各个时段的起始点和持续时间,切实有效地反映了实际飞行过程中技术误差、监视误差、导航误差以及天气等影响因素的变化趋势。

4 结论

将高斯过程应用在转弯区一致性飞行的建模过程中,其优势在于模型输出的是一致性飞行情况下可能的状态值范围,而不仅仅是单个确切的预期值。使用实际飞行ADS-B数据的测试结果也表明建立的模型能够应对飞行过程中各个阶段的不确定性和可变性,有效降低误报率,而且引入了更多的状态值进行监控,对一致性状态的掌握相对于仅仅依靠位置偏离指标的方法更加及时和准确。

尽管作者使用的是ADS-B系统的监视数据,但是提出的基本思路仍然适用于其它监视系统,而且随着监视技术的发展,监视数据的准确性和多样性将更有利于改进该方法的性能。在以后的工作中,将在更多的场景中检测和改进的一致性监视方法,以提高模型的可靠性和实用性。

参考文献:

- [1] Reynolds T G, Hansman R J. Conformance monitoring approaches in current and future air traffic control environments[C]//Digital Avionics Systems Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 7C1-1-7C1-12.
- [2] Reynolds T G, Hansman R J. Analyzing conformance monitoring in air traffic control using fault detection approaches & operational data[C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Reston, VA: AIAA, 2003: 244-249.
- [3] Reynolds T G, Hansman R J. Investigating conformance monitoring issues in air traffic control using fault detection techniques[J]. *Journal of Aircraft*, 2005, 42(5): 1307-1317.
- [4] Seah C E, Aligawesa A, Hwang I. Algorithm for conformance monitoring in air traffic control[J]. *Journal of Guidance Control & Dynamics*, 2015, 33(2): 500-509.
- [5] Zheng Q M, Zhao Y J. Probabilistic approach to trajectory conformance monitoring[J]. *Journal of Guidance Control Dynamics*, 2012, 35(6): 1888-1898.
- [6] He Wenhong. Research on conformance monitoring technology in air traffic control[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2008, 36(1): 48-51. [贺文红. 空中交通管制一致性监视技术研究[J]. *计算机与数字工程*, 2008, 36(1): 48-51.]
- [7] Peng Wei, Huang Rongshun, Tang Bin, et al. An airport sur-

- face target static/motion states test method applied by MLAT surveillance system[J].*Journal of Sichuan University:Engineering Science Edition*,2015,47(6):84–90.[彭卫,黄荣顺,唐斌,等.一种机场场面MLAT监视系统的目标状态检验方法[J].*四川大学学报:工程科学版*,2015,47(6):84–90.]
- [8] Mou Qifeng,Feng Xiaolei,Xiang Shuoling.Design and realization of conflict detection alarm system for airport surface[J].*Journal of Sichuan University:Engineering Science Edition*,2015,47(4):104–110.[牟奇锋,冯晓磊,向硕凌.机场场面冲突检测告警系统的设计与实现[J].*四川大学学报:工程科学版*,2015,47(4):104–110.]
- [9] Prandini M,Hu J,Lygeros J,et al.A probabilistic approach to aircraft conflict detection[J].*IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*,2001,1(4):199–220.
- [10] Liang Haijun,Yang Hongyu,Xiao Chao,et al.Flight conflict detection algorithm based on the three dimensional coordinate system[J].*Journal of Sichuan University:Engineering Science Edition*,2013,45(2):88–93.[梁海军,杨红雨,肖朝,等.3维坐标系下的飞行冲突探测算法[J].*四川大学学报:工程科学版*,2013,45(2):88–93.]
- [11] Oaks R D,Paglione M.Determination of lateral flight adherence in recorded air traffic data[C]//AIAA Guidance,Navigation,and Control Conference and Exhibit.*Reston,VA:AIAA*,2005:1–11.
- [12] Williams C K I,Rasmussen C E.Gaussian processes for machine learning[M].Cambridge:MIT Press,2006.
- [13] Seeger M.Gaussian processes for machine learning[J].*International Journal of Neural Systems*,2004,14(02):69–106.
- [14] Murphy K P.Machine learning:A probabilistic perspective[M].Cambridge:MIT Press,2012.
- [15] Goldberg P W,Williams C K I,Bishop C M.Regression with input-dependent noise:a Gaussian process treatment[C]//Conference on Advances in Neural Information Processing Systems.Cambridge:MIT Press,1997:493–499.
- [16] Neal R M.Monte Carlo implementation of gaussian process models for bayesian regression and classification[R].Toronto:University of Toronto,1997.

(编辑 张 琼)

引用格式:Yan Hong,Yang Bo,Liu Hong,et al.Research on flight conformance monitoring during turns based on gaussian processes[J].*Advanced Engineering Sciences*,2018,50(4):116–122.[严宏,杨波,刘洪,等.基于高斯过程的飞行转弯区一致性监视技术研究[J].*工程科学与技术*,2018,50(4):116–122.]